

딥 러닝 기반 스마트 미터기 구현

Implementation of Smart Metering System Based on Deep Learning

선 영 규*, 김 수 현*, 이 동 구*, 박 상 후*, 심 이 삭*, 황 유 민*, 김 진 영*

Young Ghyu Sun*, Soo Hyun Kim*, Dong Gu Lee*, Sang Hoo Park*, Issac Sim*,
Yu Min Hwang*, Jin Young Kim*

Abstract

Recently, studies have been actively conducted to reduce spare power that is unnecessarily generated or wasted in existing power systems and to improve energy use efficiency. In this study, smart meter, which is one of the element technologies of smart grid, is implemented to improve the efficiency of energy use by controlling power of electric devices, and predicting trends of energy usage based on deep learning. We propose and develop an algorithm that controls the power of the electric devices by comparing the predicted power consumption with the real-time power consumption. To verify the performance of the proposed smart meter based on the deep running, we constructed the actual power consumption environment and obtained the power usage data in real time, and predicted the power consumption based on the deep learning model. We confirmed that the unnecessary power consumption can be reduced and the energy use efficiency increases through the proposed deep learning-based smart meter.

요 약

기존의 전력 시스템에서 불필요하게 생성되거나 낭비되는 예비전력을 감소시키고 에너지 사용 효율을 개선하기 위한 연구가 최근 활발히 진행되고 있다. 본 연구에서는 전기기기들의 전원 제어를 통한 에너지 사용 효율을 개선하기 위해 스마트그리드의 요소 기술 중 하나인 스마트미터기를 개발하며, 실시간으로 측정된 전력 사용량을 딥 러닝을 통해 전력 사용량의 트렌드를 분석 및 예측한다. 이후 예측된 전력 사용량과 실시간 전력 사용량을 비교하여 전기기기들의 전원을 제어하는 알고리즘을 제안 및 개발한다. 제안한 딥 러닝 기반의 스마트미터기의 성능을 확인하기 위해서 실제 전력 소비 환경을 구축하였고, 실시간으로 전력 사용 데이터를 확보하여 딥 러닝 모델에 학습시킨 뒤 전력 사용량을 예측하였다. 예측된 값과 실제 사용량을 실시간으로 비교하여 예측을 벗어난 기기들의 전원을 제어하여, 전력 사용량을 감소시키고 에너지 사용 효율이 개선되는 결과를 확인하였다.

Key words : smart grid, smart meter, deep learning, recurrent neural network, power consumption prediction

* Dept. of Wireless Communications Engineering, KwangWoon University

★ Corresponding author

E-mail : jinyoung@kw.ac.kr, Tel : +82-02-940-5567

※ Acknowledgment

This work was, in part, supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea funded by the Ministry of Education (NRF-2016R1D1A1B03933872)

Manuscript received Sep. 10, 2018; revised Sep. 14, 2018; accepted Sep. 17, 2018

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

I. 서론

최근에 이상기후로 한반도에서 여름에는 낮에 40도가 넘는 폭염현상이 발생하며 겨울에는 영하 20도이하가 되는 혹한과 많은 양의 눈이 내리는 현상이 발생하여 냉난방기기의 사용 특정 시간에 집중적으로 일어나 예비전력 발전량을 넘는 수요량 발생하거나 예비전력 발전량과 비슷한 수요량이 발생하고 있다. 만약 예비전력 발전량을 넘는 수요량이 발생하게 될 경우 전력공급이 강제로 꺼지는 블랙아웃 현상 발생하게 된다. 이에 따라 블랙아웃 현상을 방지하기 위한 대책 중 하나로 에너지 기술 분야에서 에너지를 효율적으로 발전, 배전, 송전하는 과정에 대해 활발히 연구가 진행되고 있다. 현재의 전력 시스템은 만약의 경우를 대비하여 예비전력을 발전량의 10%를 추가적으로 발전하고 있으나 전력 수요량이 적은 시기에는 이 추가적으로 발전한 예비전력이 낭비가 될 수도 있다. 이러한 문제점을 보완하여 시기에 따른 전력 수요량에 맞게 적절한 발전 및 예비전력발전을 할 수 있는 효율적인 시스템이 필요하게 되며 스마트 그리드 기술에 대해 활발히 연구가 진행되었다[1]. 스마트 그리드는 기존의 에너지 시스템과 달리 양방향 통신을 이용하여 모든 전력망에 대해 에너지 사용량을 원격으로 분석하고 이상 징후가 나타나면 자동적으로 즉각 통보할 수 있다[2]. 이러한 기능을 가지고 있어서 스마트 그리드는 각 개인의 소비 에너지 사용량에 대한 모니터링을 통해 전기 요금 절감, 불필요한 에너지 낭비를 막음으로써 기존의 전력 시스템보다 효율적인 에너지 사용을 가능하게 한다. 국내외적으로 스마트 그리드를 구현하기 위해 많은 기업들이 연구개발 중이며 대표적으로 일본의 전력 대기업인 '에넬토'가 있고, 우리나라에서도 스마트 그리드 인프라 구축에 많은 노력을 하고 있는 중이다[3].

스마트 그리드 구현을 위해서는 단순히 전력 사용량을 누적적으로 측정하는, 기존의 전력시스템에서 사용하였던 검침기가 아닌 전력 사용량을 실시간으로 측정하여 관리자에게 데이터를 보내고 이상 징후가 발생했을 때 관리자에게 통보하여 관리자가 연결된 기기를 제어할 수 있는 장치가 필요하며 이것을 스마트 미터기라고 부른다. 최근에 개발된 대부분의 스마트 미터기는 전력사용량을 실시간으

로 측정하여 관리자에게 데이터를 전송하지만 전력 사용량에 대한 이상 징후를 파악하지는 못한다. 이러한 단점을 보완하기 위해 본 논문에서는 딥 러닝 기술을 적용하여 실시간으로 측정된 전력 사용량 데이터를 기반으로 사용자의 전력 사용량을 예측하고 예측과 다른 이상 징후가 발생하면 원인을 파악하여 관리자에게 통보하며 원인이 되는 부분을 강제로 차단시키거나 연결된 기기 중 우선 순위가 낮은 기기를 차단시켜 전력 시스템에 문제가 발생하지 않도록 하는 스마트 미터기를 구현해본다.

몇몇의 문제를 가지고 있던 딥 러닝 기술이 하드웨어의 발전과 가지고 있던 문제점을 보완하는 기법들의 등장으로 이미지 인식, 음성 처리, 자연어 처리 등 다양한 분야에 적용되어 좋은 성능을 보이고 있으며[4] 에너지 기술 분야에서도 딥 러닝 기술을 적용하는 연구가 활발히 진행되고 있으며 [5]은 딥 러닝 알고리즘을 이용하여 풍력 발전량을 예측한다. 본 논문에서는 전력사용량을 예측하고 그 결과를 기반으로 연결된 기기를 제어하는 스마트 미터기의 개발을 위해 딥 러닝 알고리즘 중 하나인 순환신경망을 이용하여 전력사용량을 예측한다. 딥 러닝 기반의 스마트 미터기를 구현해봄으로써 에너지 분야에서의 딥 러닝 기술적용 현황을 살펴볼 수 있다[5].

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 스마트 미터기 구조에 대해 설명하고, III장에서는 순환신경망에 대해 설명을 하며 IV장에서는 구현 결과에 대해 설명하고 마지막으로 V장에서는 결론을 제시하며 이 보고서를 마무리 짓는다.

II. 스마트 미터기 구조

스마트 미터기는 최종 사용자의 부하에서 정보를 얻고 사용자의 전력 사용량을 측정하여 관리자가 모니터링할 수 있도록 측정된 데이터를 관리자에게 전달하는 장치이다. 스마트 미터기를 이용하여 전압 및 주파수와 같은 전기 데이터를 측정하고 실시간 전력 사용량 정보를 기록하며 중앙 시스템과 양방향 통신을 지원한다. 또한, 스마트 미터기는 원격으로 전력망에 연결되어 있는 기기들을 끄고 켜는 기능이 있어 관리자는 전력망에 연결되어 있는 기기들을 제어할 수 있다. 이러한 기능을 수행하기 위해서 통신 인프라와 측정 센서, 제어 장치로 구

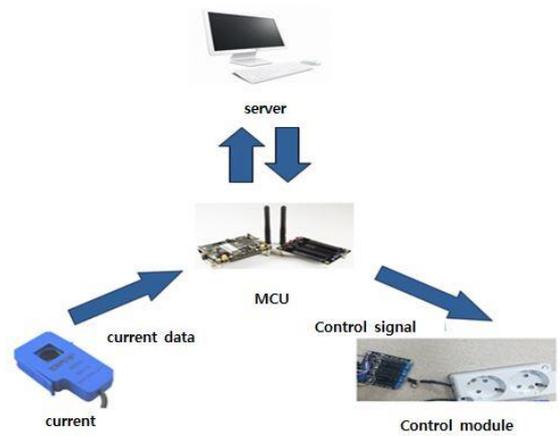
성된다[6]. 스마트 미터기 시스템은 다양한 구조를 가지고 있으나 단순한 하나의 프로세스를 통해 작동된다[7]. 다음과 같은 프로세스이다. 전력망에 연결된 기기로부터 데이터를 수집하고 데이터를 통신망을 이용하여 관리자에게 전송하면 관리자는 데이터를 확인하고 필요한 동작 명령을 통신망을 통해 전력망에 연결된 기기로 전송하여 기기를 제어한다.

1. 제안하는 스마트 미터기 구조도

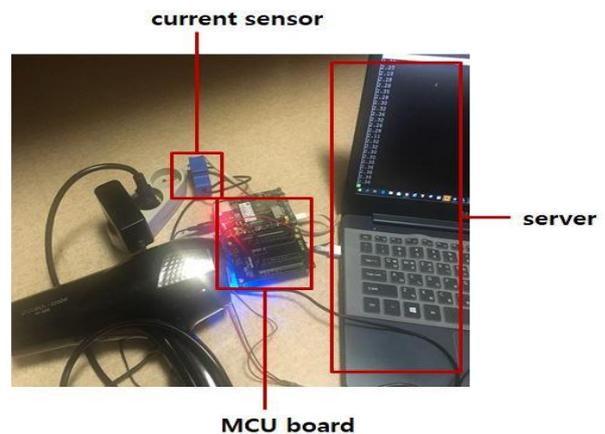
본 논문에서 제안하는 스마트 미터기는 그림1과 같다. MCU(Micro Control Unit)보드에 전류 센서와 제어 모듈이 연결되어 멀티탭에 연결된 기기의 전류를 측정한다. 측정된 데이터를 서버인 PC에 전송하기 위한 통신 인프라로 무선망인 와이파이를 이용한다. PC에서도 멀티탭에 연결된 기기를 제어하기 위해 제어 신호를 MCU보드에 전송하면 MCU보드에 연결된 제어 모듈이 멀티탭에 연결된 기기를 제어한다. 본 논문에서 제안하는 스마트 미터기의 구현을 위해 MCU로서 삼성전자에서 출시한 ARTIK 710 모듈을 이용하였고, 전력 데이터를 측정하기 위한 비접촉식 전류 센서와 가전제품을 제어하는 릴레이 모듈을 사용하였다. MCU보드를 중심으로 전류 센서와 릴레이 모듈을 연결하여 전류 측정과 제어가 동작하도록 하였다. 비접촉식 전류 센서는 도선에서 나오는 자기장을 전자기 유도 법칙을 이용하여 측정된 전압을 이용하여 전류를 측정해서 전류 데이터를 얻는다. 릴레이 모듈은 멀티탭과 연결되며 릴레이 모듈과 연결된 장치와 연결해주는 부분과 연결을 하지 않는 부분으로 구성되어 딥 러닝 모델에 의해 출력되는 제어 신호에 따라 멀티탭에 연결된 기기를 제어한다.

III. 순환신경망

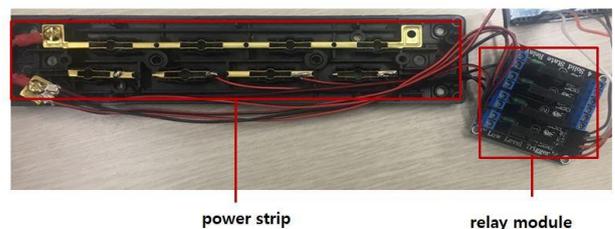
순환신경망은 일반적인 신경망과 달리 이전 단계의 결과가 다음 단계의 입력으로 추가되는 피드백 구조를 가지고 있어 이전의 결과가 다음의 결과에 영향을 줄 수 있는 시계열 데이터를 이용하는 분석 방법으로 적절하다. 순환신경망은 그림 2[8]과 같이 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되며 은닉층에 순환구조를 가지게 하는 연결이 존재한다. 순환신경망을 수식적으로 표현하면 다음과 같이 표현할 수 있다[8].



(a) Proposed system model
(a) 제안하는 시스템 모델



(b) MCU board with current sensor and PC
(b) 전류센서가 연결된 MCU 보드와 PC



(c) Power strip with relay module
(c) 릴레이 모듈이 연결된 멀티탭

Fig. 1. Structure of the proposed smart meter.
그림. 1. 제안하는 스마트 미터기 구조

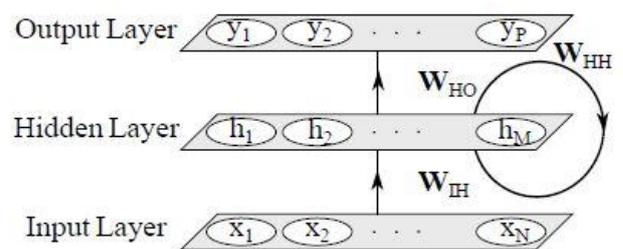


Fig. 2. Structure of recurrent neural network
그림. 2. 순환신경망의 구조

$$o_t = W_{IH}x_t + W_{HH}h_{t-1} + b_h, \quad (1)$$

$$h_t = f_H(o_t), \quad (2)$$

$$y_t = f_O(W_{HO}h_t + b_o). \quad (3)$$

여기서 x_t , h_t , y_t 는 각각 입력층, 은닉층, 출력층의 유닛이다. b_h 는 은닉층 유닛의 바이어스이며 f_H 는 은닉층의 활성화 함수이다. W_{HI} 는 은닉층과 입력층을 연결하는 가중치이며 W_{HH} 는 순환구조를 만드는 은닉층과 은닉층을 연결하는 가중치이고 W_{HO} 는 은닉층과 출력층을 연결하는 가중치이다. f_O 는 출력층의 활성화 함수이고 b_o 는 출력층 유닛의 바이어스이다. 신경망을 구성하는 활성화 함수는 하이퍼볼릭 탄젠트, 시그모이드 등 다양하며 사용하는 신경망에 따라 적절한 활성화 함수를 이용한다[9]. 이렇게 이루어진 순환신경망을 데이터를 이용하여 학습을 시켜 사용한다. 학습을 시키는 것은 순환신경망 구조에서 주어진 입력에서 원하는 출력이 나오도록 가중치들의 적절한 값을 찾는 과정이며 이 과정은 손실함수를 설정하고 역전파 알고리즘을 사용하여 진행시킨다. 손실함수[10]의 종류도 다양하며 이용하는 신경망에 따라 적절한 손실함수를 선택하여 사용하고 역전파 알고리즘은 경사하강법이 현재 가장 많이 이용된다[8].

본 논문에서는 순환신경망의 한 종류인 LSTM을 이용하였다. LSTM은 순환신경망이 학습될 때 순환구조의 영향이 적어지는 현상을 막기 위해 개발된 알고리즘이다[11]. LSTM을 이용함으로써 단순한 순환신경망보다 더 좋은 결과를 도출할 수 있었다.

IV. 스마트 미터기 구현 결과

전력 사용량 데이터를 기반으로 학습된 딥 러닝 모델을 이용하여 실시간으로 들어오는 전류 데이터가 입력값으로 들어가게 되고, 출력 값으로 다음 데이터의 예측값이 나오게 된다. 예측값과 다음에 들어오는 데이터의 입력 데이터를 비교하여 설정된 오차값 보다 클 경우 제어 신호를 발생하여 멀티탭에 연결된 기기를 강제로 꺼지게 하였다. 그림 3는 위에서 설명한 스마트 미터기의 흐름도를 나타낸 모습이다.

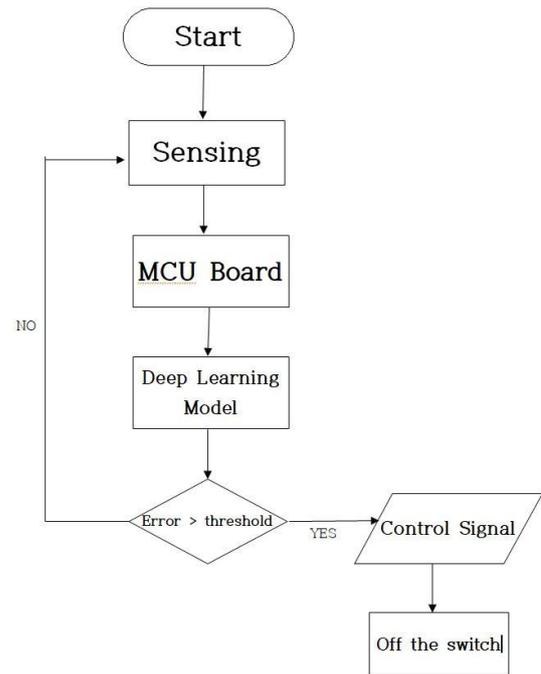


Fig. 3. Flow chart of smart meter.

그림. 3. 스마트 미터기의 흐름도

1. 시뮬레이션 환경

본 논문에서는 스마트 미터기의 구현을 테스트하기 위해 대학 인근에 자취생의 거주지를 시뮬레이션 환경으로 설정하여 전력 사용량 데이터를 구성하였다. 전력 사용량 데이터는 자취방에서 사용하는 드라이기, 선풍기, 커피포트, 전기밥솥으로 설정하였다. 이렇게 구성한 전력 사용량 데이터는 시간에 따라 표현되는 시계열 데이터이고 이 데이터를 딥 러닝 모델의 입력으로 하여 제어 신호를 생성하였다. 설정한 전력 사용량 데이터와 LSTM의 파라미터들을 다음과 같이 설정하여 시뮬레이션을 진행하였다. LSTM은 3층, 셀의 개수는 64, look_back은 80, Epoch는 100회, batch_size는 7 이다.

2. 시뮬레이션 결과

앞서 설정한 시뮬레이션 환경에서 구현한 제안하는 스마트 미터기의 테스트를 진행하였다. 데이터의 입력값과 예측값의 오차가 0.4이상 차이가 발생할 때 플래그가 발생하도록 설정하였다. 데이터값을 정규화하여 딥 러닝 모델에 이용하므로 오차값도 정규화된 값으로 나온다. 그림 4는 멀티탭에 연결되어 있는 기기가 정상적으로 작동되어 전력을 사용하고 있는 모습이다. 그림 5는 멀티탭에 연결

되어 있는 기기들의 전력 사용량이 딥 러닝 모델을 통해 예측된 결과와 0.4이상 오차가 나타나 플래그가 발생하여 릴레이 모듈이 멀티탭에 연결된 기기들을 모두 끈 모습이다.



Fig. 4. Smart metering system with LED light on. 그림. 4. LED 등이 켜진 상태의 스마트미터기



Fig. 5. Smart metering system with LED light off due to control signal. 그림. 5. 제어 신호로 인해 LED 등이 꺼진 상태의 스마트미터기

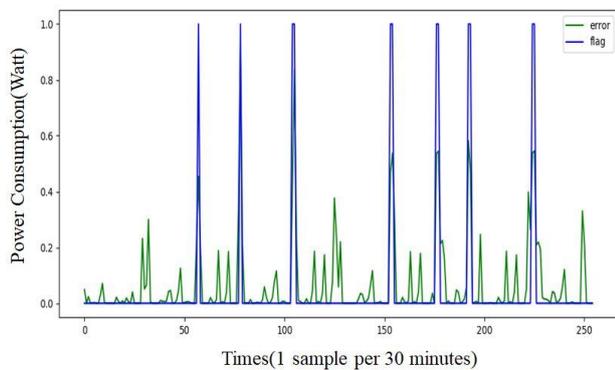


Fig. 6. Simulation results about flag and error values. 그림. 6. 에러값과 플래그 값에 대한 시뮬레이션 결과.

그림 6은 사용되고 있는 전력량과 딥 러닝 모델을 통해 예측된 전력 사용량과의 오차와 오차의 크

기에 따라 플래그의 발생여부를 나타낸다. 오차가 0.4이상이 되었을 때 플래그가 발생하는 것을 확인할 수 있다. 플래그가 발생하면 제어 신호가 MCU 보드로 전송되어 릴레이 모듈을 통해 멀티탭에 연결되어 있는 기기를 제어한다.

IV. 결론

본 논문에서는 전력 사용량 데이터를 기반으로 딥 러닝 알고리즘을 적용하여 전력 사용량을 예측하고 예측된 전력 사용량과 실제 전력 사용량 데이터를 비교하여 전력 사용량이 초과될 시 멀티탭에 연결된 기기를 제어하는 스마트 미터기를 구현하였고 시뮬레이션을 진행하였다. 딥 러닝 모델을 통해 예측된 전력 사용량이 실제 전력 사용량과 비교하여 오차를 계산하였고 계산된 오차가 허용범위를 넘을 시 제어 신호가 발생하여 멀티탭에 연결되어 있는 기기들을 제어했다. 본 논문은 기존의 스마트 미터기와 달리 사용자의 전력 사용량을 예측하여 기존과 다른 전력 사용량을 보일 시 스마트 미터기에 연결되어 있는 기기들을 제어하기 위해 딥 러닝 기술을 적용하였으나 데이터를 쉽게 구할 수 없는 실제 환경에서 데이터의 확보가 필수인 딥 러닝 기술을 적용하기에 어려움이 있을 수도 있다. 이러한 문제점을 해결이 된다면 딥 러닝을 이용하여 일상에서 불필요하게 사용되는 가전기기를 제어함으로써 에너지 절감에 도움이 될 것으로 기대된다.

References

[1] G. N. Srinivasa Prasanna, A. Lakshmi, S. Sumanth, V. Simha, J. Bapat, and G. Koomullil, "Data communication over the smart grid," in *Proc. of IEEE International Symposium on Power Line Communications and Its Applications ISPLC*, pp.273-279, 2009. DOI:10.1109/ISPLC.2009.4913442
[2] I. Colak, "Introduction to smart grid," in *Proc. of 3rd International Smart Grid Workshop and Certificate Program ISGWCP'2016*, pp.30-34, 2016. DOI:10.1109/ISGWCP.2016.7548265
[3] H. Yang, J. Zhang, J. Qiu, S. Zhang, M. Lai and Z. Y. Dong, "A practical pricing approach to

smart grid demand response based load classification,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol.9, no.1, pp.179–190, 2018. DOI:10.1109/TSG.2016.2547883

[4] S. Yao, Y. Zhao, A. Zhang, S. Hu, H. Shao, C. Zhang, L. Su and T. Abdelzaher, “Deep learning for the internet of things,” *IEEE Trans. Computer*, vol.51, no.5, pp.32–41, 2018. DOI:10.1109/MC.2018.2381131

[5] Y. He, G. J. Mendis and J. Wei, “Real-time detection of false data injection attacks in smart grid: A deep learning-based intelligent mechanism,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol.8, no.5, pp.2505–2516, 2017. DOI:10.1109/TSG.2017.2703842

[6] J. Zheng, D. W. Gao and L. Lin, “Smart meters in smart grid: an overview,” in *Proc. of 2013 IEEE Green Technologies Conference (GreenTech)*, pp.57–64, 2013. DOI:10.1109/GreenTech.2013.17

DOI:10.1109/GreenTech.2013.17

[7] A Joint Project of the EEI and AEIC Meter Committees, “Smart meters and smart meter systems: A metering industry perspective,” Available at: http://www.aeic.org/meter_service/smartmetersfinal032511.pdf

[8] H. Salehinejad, S. Sankar, J. Barfett, E. Colak and S. Valaee, “Recent advances in recurrent neural networks,” *arXiv preprint arXiv:1801.01078*, 2018.

[9] Y. Bottou, O. Chapelle, D. DeCoste and J. Weston, *Large-Scale Kernel Machines*, MIT Press, 2007.

[10] I. Sutskever, “Training recurrent neural networks,” Doctor of Philosophy thesis, University of Toronto, Toronto, 2013.

[11] A. Pulver and S. Lyu, “LSTM with working memory.” in *Proc. of 2017 International Joint Conference on Neural Networks(IJCNN)*, Anchorage, USA, pp.846–851, 2017. DOI:10.1109/IJCNN.2017.7965940

[12] I. Goodfellow, *Deep Learning*, MIT Press, 2016.

[13] Q. Xiaoyun, K. Xiaoning, Z. Chao, J. Shuai and M. Xiuda, “Short-term prediction of wind power based on deep long short-term memory,” in *Proc. of 2016 IEEE PES Asia-Pacific Power*

and Energy Engineering Conference(APPEEC), pp.1148–1152, 2016. DOI:10.1109/APPEEC.2016.7779672

[14] R. Morello, C. D. Capua, G. Fulco and S. C. Mukhopadhyay, “A smart power meter to monitor energy flow in smart grid: The role of advanced sensing and IoT in the electric grid of the future,” *IEEE Sensors Journal*, vol.17, no.23, pp.7828–7837, 2017.

BIOGRAPHY

Young-Ghyu Sun (student Member)



2018 : BS degree in Wireless communications Engineering, KwangWoon University.
2018~present : MS Course in Wireless Communications Engineering, KwangWoon University.

Soo-Hyun Kim (student Member)



2012~present : BS course in Wireless communications Engineering, KwangWoon University.

Dong-Gu Lee (student Member)



2012~present : BS course in Wireless communications Engineering, KwangWoon University.

Sang-Hoo Park (student Member)



2012~present : BS course in Wireless communications Engineering, KwangWoon University.

Issac Sim (student Member)

2016 : BS degree in Wireless communications Engineering, KwangWoon University.
2016~present : PhD Course in Wireless Communications Engineering, KwangWoon University.

Yu-Min Hwang (Member)

2012 : BS degree in Wireless Communications Engineering, KwangWoon University.
2012~present : PhD Course in Wireless Communications Engineering, KwangWoon University.

Jin-Young Kim (Member)

1998 : PhD degree, Dept. of Electronics Engineering, Seoul National University.
2001 : Senior Research Engineer, SK Telecom Networks Research center.

2001~ present: Professor in Dept of Wireless Communications Engineering, KwangWoon University.